

基于复杂网络的目标决策研究

——以电网系统为例

王森林

江南机电设计研究所 贵州 贵阳 550009

【摘要】：在这项研究中，考虑了在没有特定领域知识的情况下使用网络结构识别一组前 N 个有影响的节点问题，用于在无向和未加权网络中传播信息，基于复杂网络的思想，通过对电网系统目标复杂网络的拓扑参数分析采用不同策略的攻击方式进行了模拟仿真。

【关键词】：复杂网络；信息传播；电网系统；可视化分析；攻击策略；目标决策

DOI:10.12417/2705-0998.26.06.035

引言

现实中多数系统可抽象为节点与边组成的复杂网络^[1-6]，节点信息传播对网络决策至关重要，合理的影响者集合能提升决策准确性^[7,8]。本文结合复杂网络理论，针对无向未加权电网系统，提出有影响力节点识别方法：通过 k 核分解^[9]计算 NIM，结合节点度数与 k 核结果得到 NGI，再考虑直接邻域计算 RLGI，最终通过归一化排名确定前 N 个重要节点。基于这些节点，采用不同攻击策略模拟蓄意攻击，制定目标选择方案以满足决策需求。该方法仅依赖网络结构，无需领域知识，解决了传统研究中节点排名独立导致的聚集问题^[10]，兼具可推广性、高效性与新颖性，可应用于各类复杂网络。

1 电网系统网络拓扑性质分析

本文的数据来源于开源数据库中的美国电力网络。依据复杂网络理论，一个未加权和无向的真实世界复杂网络被描述为图 $G=(V, E)$ 和邻接矩阵 $A \in \{0,1\}^{n \times n}$ 表示节点之间的关系表示为：

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{当两节点有连接时} \\ 0, & \text{当两节点无连接时} \end{cases} \quad (1)$$

在邻接矩阵中，取值为 1 表示一对节点之间存在关系，取值为 0 表示不存在关系。由于该关系没有权重，因此仅使用 1 来表示其存在。

2 方法实现

k-core 分解是 Lin^[11]等人通过考虑邻居的 k 核值，提出的一种改进的邻居 k 核的方法。步骤为先移除所有度数为 1 的节点（1 核分解），然后继续移除节点，直到所有节点的度数都大于 1。对其余节点重复上述过程，形成网络的不同 k 核值。接着计算归一化迭代乘数(Normalized Iteration Multiplier, NIM)以确定在执行 k 核分解时从网络中删除节点的迭代次数。NIM 的定义为：给定一个复杂网络 $G=(V,E)$ ，在 k 次迭代的 k 核分解过程中，总迭代次数为 mk ，节点 $v_i \in V$ 在迭代次数 nk 中被移除，其中 $1 \leq nk \leq mk$ ：

$$\delta_i = \left(1 + \frac{n^k}{\max(m_k)} \right) \quad (2)$$

其中 $\max(m_k)$ 是任何 k 的最大总迭代次数。

通过使用网络大小全局重要性 NGI 对 NIM 进行归一化来计算全局重要性：

$$NGI(v_i) = \frac{\text{deg}(v_i) \cdot KD(v_i) \cdot \delta_i}{|V|} \quad (3)$$

根据 NGI 计算相对局部全局重要性(RLGI)：

$$RLGI(v_i) = \frac{NGI(v_i) \cdot \text{deg}(v_i)}{\sum_{v_j \in \Gamma(v_i)} NGI(v_j)} \quad (4)$$

计算节点的归一化排名分数，允许选择网络中前 N 个有影响的节点，节点的归一化排名分数计算如下：

$$RS(v_i) = \frac{RLGI(v_i)}{\max(RLGI)} \quad (5)$$

找到了网络中的前 N 个重要节点后，可针对性进行网络攻击，通过计算网络的效率确定对应节点的重要程度。网络效率可以通过节点间的最短路径来计算，公式为：

$$E = \frac{1}{N(N-1)} \sum \frac{1}{d_{ij}} \quad (6)$$

d_{ij} 是节点 i, j 之间的最短路径长度。当网络是完全连通网络的时候，网络效率等于 1。算法流程如图 1 所示：

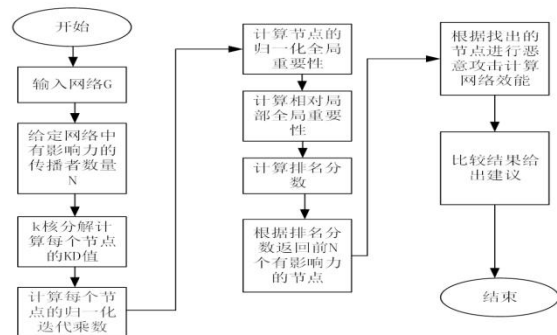


图 1 算法流程图

3 实验与结果

3.1 参数的确定

在本节中，将讨论应用于电网系统这一真实世界复杂网络数据集的实验设置。本研究中寻找网络中影响节点的所有实验都是在使用 matlab 2021b 的上进行的，所采用的数据来自开源数据库，图 2 为数据的拓扑示意图。



图 2 数据的拓扑示意图

按照图 1 的算法流程图，可以得出在此网络中，排名前 12 的节点依次为节点 831、3468、4415、2382、4446、1224、3895、4458、3350、4209、2647 以及节点 3。参数值见表 1 所示。

表 1 各重要节点的参数值

节点参数	度值	聚集系数	紧密度
831	14	0.0110	0.0593
3468	14	0	0.0451
4415	3	0	0.0389
2382	13	0.0128	0.0665
4446	6	0.0667	0.0550
1224	12	0	0.0598
3895	13	0.0769	0.0546
4458	18	0.0065	0.0675
3350	5	0	0.0482
4209	6	0	0.0594
2647	8	0	0.0558
3	1	0	0.0397

在一个网络中，每次移除网络中的一个节点，那么同时与该节点相连的边也被移除，从而可能导致网络中一些节点之间的联系中断，假如在两个节点 i 与 j 之间包含多条路径，中断其中一些路径将会导致两个节点之间距离增大，从而整个网络的平均路径长度也会增大，如果节点 i 和 j 之间所有路径都被

切断，那么两个节点就不再连通了。网络的整体效能将会随着一个个节点的不断移除而降低，为此，我们采用不同的攻击策略来对网络进行模拟攻击，从而判断哪种策略可以更好的实现我们的意图。

3.2 基于不同攻击策略下的模拟仿真

网络的整体效能随着节点的不断移除而降低，为此，接下来采用不同的攻击策略来对网络节点进行移除，模拟蓄意攻击，从而判断哪种策略对网络的影响较大。

基于不同策略的攻击方式，会给网络效能的变化带来不同的效果。根据上文中得出的基于不同参数的排序结果，分别采用基于节点度值、基于节点聚集系数和基于节点紧密度的三种不同攻击策略，对电网系统网络进行模拟攻击，对攻击结果进行模拟仿真。

通过对网络效率随着节点移除过程中网络效率变化的趋势观察网络效率的变化，用网络效率的变化趋势如表 2 所示。

表 2 不同策略攻击各节点效率

节点	效率(10-2)		
	基于节点紧密度攻	基于聚集系数攻击	基于度值攻击
831	6.1352	6.1690	6.1950
3468	6.0767	6.1215	6.1658
4415	6.0764	6.0198	6.0616
2382	6.2133	6.0885	6.1486
4446	6.1308	6.2358	6.0787
1224	6.1834	6.0758	6.0972
3895	6.1091	6.2658	6.1269
4458	6.2305	6.1387	6.2305
3350	6.1058	6.0616	6.0628
4209	6.1707	6.0758	6.0661
2647	6.1350	6.0616	6.0380
3	6.0775	6.0624	6.0624

上述基于不同的攻击策略对电网系统进行了模拟仿真计算，为了更直观分析不同策略间差异，将结果融合到图 3 中。

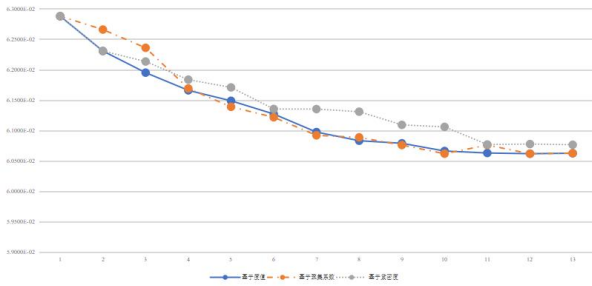


图 3 不同策略攻击的网络效率变化趋势对比图

显然，从图 3 中可以知道，基于紧密度攻击策略时较其他两种策略对网络的效率影响小；基于聚集系数的攻击策略在初

始阶段网络效率的变化较大，随后接近基于度值的攻击策略。因此，在进行网络维护时，为了使网络的稳定性遭受破坏，应该密切关注网络遭受顺序为从节点 831-3468-4415-2382-4446-1224-3895-4458-3350-4209-2647-3 的攻击。

4 结语

本文分析了电网系统网络的拓扑性质，构建了电网系统网络的复杂网络模型，提供对网络进行模拟仿真计算，并采用不同策略的方式对网络进行模拟攻击。根据实验结果得出了模拟图，通过实验确定了攻击所应该采用的不同策略，为目标选择及决策人员进行维护决策提供了可靠依据。

参考文献:

[1] 曾宪钊.网络科学[M].北京:军事科学出版社,2007.

[2] P.Kumar,S.Gupta,B.Bhasker,An upper approximation based community detection algorithm for complex networks,Decis.Support. Syst.96(2017)103 - 118.

[3] A.Zareie,A.Sheikhahmadi,K.Khamforoosh,Influence maximization in social networks based on TOPSIS,Expert Syst.Appl.108(2018)96 - 107.

[4] M.Gupta,P.Kumar,Recommendation generation using personalized weight of meta-paths in heterogeneous information networks, Eur.J.Oper.Res.284(2)(2020)660 - 674.

[5] M.Gupta,R.Mishra,Network projection-based edge classification framework for signed networks,Decis.Support.Syst.(2020)11332 1.

[6] J.Zhao,Y.Wang,Y.Deng,Identifying influential nodes in complex networks from global perspective,Chaos,Solitons Fractals 133(2020)109637.

[7] M.Kitsak,L.K.Gallos,S.Havlin,F.Liljeros,L.Muchnik,H.E.Stanley,H.A.Makse,Identification of influential spreaders in complex networks,Nat.Phys.6(11)(2010)888 - 893.

[8] P.Kumar,S.Gupta,B.Bhasker,An upper approximation based community detection algorithm for complex networks,Decis.Support. Syst.96(2017)103 - 118.